2ZG-06

サッカーのパス・トラップ動作における姿勢解析のための モーションキャプチャを用いた動作特徴量の抽出に関する検討
A study on extracting motion features using motion capture for pose analysis in soccer passing

正木 直樹 † Naoki Masaki　三村 瑠郁 † Rui Mimura　小泉 信郎 † Noburo Koizumi　鈴木 元樹 † Genki Suzuki　塩谷 浩之 † Hiroyuki Shioya

1 はじめに

サッカーは世界を代表とするスポーツの1つであり，国内外において圧倒的な人気を誇るスポーツである．サッカー競技は戦術が重要であり，現代ではスペインをはじめとする多くの国々でポゼッションを重要視した戦術が主流となってきている．ポゼッション率が試合の勝敗に大きく関係していることは文献 [1,2] で示されており，育成年代の指導現場においてもポゼッションを意識したトレーニングを行っているチームが多くなっている．このポゼッションサッカーを実現するための重要なスキルとして，トラップとパスの技術が重要であり，現代の指導現場では重点的に指導されている．本研究では，このトラップとパスの技術に関する動作分析を行う．具体的に，Motion Capture を用いてサッカー経験者，未経験者の動作データおよび動作特徴量を取得し関節の動きの違いについて分析する．

2 トラップ・パス動作の特徴量算出

提案手法では，モーションデータからトラップ・パス動作に関する特徴量を抽出する．文献 [3] では，動作タスクに応じたモーションデータからの特徴量設計の重要性が述べられている．本研究では，トラップ・パス時の関節の動きや変化を可視化するために，新たに動作特徴量を提案および構築する．トラップ・パスはボールの位置を確認して行う動作であることから，サッカー経験年数の違いで特に上半身の関節の動きに変化が生じる．このため，図1に示す，上半身の関節3点で構成される三角形の面積と上半身の傾き度合いで構成される2次元特徴量を算出する．まず，面積の算出については脊椎を原点としたとき, 脊椎から頭のベクトルをベクトル a, 脊椎から腰のベクトルをベクトル b とした．次に,a と b の外積を計算し平行四辺形の面積を算出しその半分の値を面積として取得する．続いて，上半身の傾きについては，頭と腰の3次元座標から半直線を算出し，地面との角度を求めることで取得される．これらの特徴量により背筋の曲がり度合いを容易に判定することが可能となる．

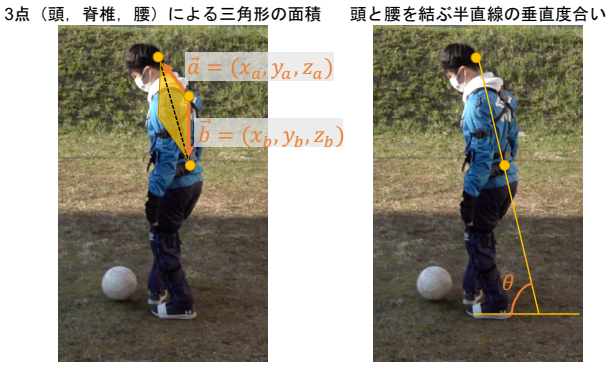

図1　トラップ・パス動作の特徴量の概要

3 実験

本章では，提案した特徴量の有用性を確認するための実験を行う．実験では，20代男性のサッカー経験年数が0年および8年以上の被験者各5名を対象として，$4m$ の正方形領域の中心で被験者がボールをトラップ・パスした際のモーションデータを取得した．一人当たり100回のトラップ・パス動作を行い，被験者全体で1000回のトラップ・パス動作を記録し，そのモーションデータのセットを構築した．

本実験では，まず，教師あり学習によるモーションデータの分類タスクにおける特徴量の有用性を検証する．実験条件として，取得したデータセットを未経験者と経験者のラベル数が等しくなるようにデータを2分割して，LSTM による2分割交差検定を行う．比較手法は，モーションセンサで取得した132次元の Raw データ（全身の22関節で xyz 座標と xyz 軸回転の計6次元をそれぞれ計測）を LSTM で学習しクラス分類の方法とした．このとき，全ての手法の LSTM のパラメータは精度が最も高くなるように設定した．本実験はラベルが未知の系列データに対して未経験者と経験者の2クラス分類を行うタスクであるため，定量評価指標として Precision,

† 室蘭工業大学 Muroran Institute of Technology

Copyright ©2023 Information Processing Society of Japan. All Rights Reserved.

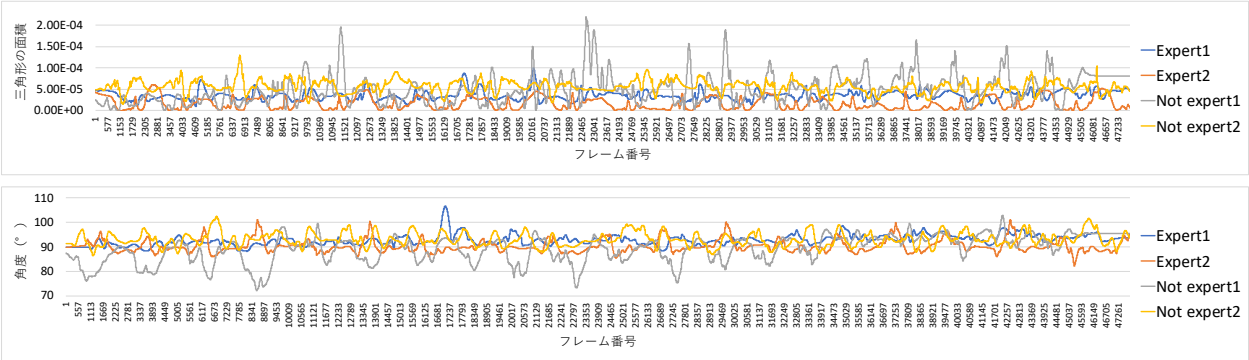

図 2　トラップ・パス動作時の未経験者と経験者の三角形面積と角度変化

表 1　未経験・経験者データの分類性能と学習 1 エポックあたりの平均計算時間

	Precision ↑	Recall ↑	F 値 ↑	時間 ↓
Raw データ	**0.760**	**0.695**	**0.675**	**5.12 秒**
動作特徴量	0.708	0.676	0.662	6.07 秒

Recall，および F 値を用いた．表 1 に二つの手法の精度を示す．表より，Raw データは次元を削減していないモーションデータであるため，理想的な性能を示している．Raw データの性能が高いが，提案した 2 次元特徴量についても Raw データに近い性能となっていることが確認できる．これより，提案した特徴量の分類タスクへの有用性が示された．

続いて，時間変化による特徴量の変化について考察および分析を行う．図 2 に未経験者と経験者のトラップ・パス動作時の特徴量の時間変化を示し，表 2 と表 3 にはトラップ・パス動作時のモーションデータの統計的な数値をそれぞれ示す．図 2 に示すグラフは経験者（Expert）と未経験者（Not experts）の特徴量変化を示しており，特に，Not experts2 が他の被験者よりも特徴量の値変化が大きいことが確認できる．これは, 経験者の方が「トラップ・パス」の動作中において上半身の軸のブレが少なく, ボールに対して力を伝えやすい体の使い方をしていることがわかる．一方で，未経験者はグラフの動きが非常に大きいことから，体の軸が大きくぶれていることがわかる．さらに，表 2 と表 3 に着目すると，経験者のトラップ・パス動作のフレーム数の，面積，および，角度に関する分散未経験者の全ての分散よりも小さいため，経験者は同じ姿勢でトラップ・パス動作を行っていることが示唆される．また，角度の平均に着目すると，未経験者は数値が低いため，前傾姿勢で動作を行っていることも示唆される．以上の結果より, 特徴量が被験者の動作の傾向分析に有用であることが示された．

表 2　未経験者 5 名のパス 500 回時の統計数値

	平均	分散	標準偏差
フレーム数	5.68×10^{2}	1.84×10^{4}	1.36×10^{2}
面積	4.39×10^{-5}	1.05×10^{-9}	3.24×10^{-5}
角度	8.87×10	4.82×10	6.95

表 3　経験者 5 名のパス 500 回時の統計数値

	平均	分散	標準偏差
フレーム数	4.94×10^{2}	5.96×10^{3}	7.72×10
面積	4.89×10^{-5}	8.34×10^{-10}	2.89×10^{-5}
角度	9.31×10	1.45×10	3.81

4　まとめ

本稿では，モーションキャプチャを用いて取得したサッカー経験者と未経験者の動作データから，トラップとパスを行う際の関節動作の違いを表現するための特徴量算出の方法を構築した．実験によってその有用性を確認した．今後は，今回提案した特徴量を用いたモーション解析によるコーチングシステムを構築していく予定である．

参考文献

[1] 二戸 将，“ポゼッション率が勝敗に及ぼす影響について，” 卒業研究抄録集: びわこ成蹊スポーツ大学スポーツ学部，2012.

[2] 後藤 泰則，“サッカーにおける 「ボール保持率」 と「勝利」 との関係性について，” 新潟経営大学紀要，pp. 67–75, 2018

[3] F. Patrona, A. Chatzitofis, D. Zarpalas et al., “Motion analysis: Action detection, recognition and evaluation based on motion capture data, ” *Pattern Recognition*, vol. 76, pp. 612–622, 2018.

Copyright ©2023 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.